

文章编号: 1001-0920(2010)01-0145-04

基于群体智能的思维进化算法设计

王芳, 谢克明, 刘建霞

(太原理工大学 信息工程学院, 太原 030024)

摘要: 针对思维进化算法(MEA)没有充分利用公告板信息的问题,结合群体智能的优点,提出基于群体智能的思维进化算法,同时分析其算法的机制,设计利用群体信息共享进行子群体迁徙策略和拥挤浓度控制异化策略,提高了搜索速度,保证了种群的多样性.通过整个群体的总体优化特征体现了寻优方式的实现,使得收敛速度和全局收敛性均达到最好平衡.测试函数寻优及 PID 控制器参数整定实验,验证了算法的可行性和高效性.

关键词: 思维进化算法; 群体智能; 子群体迁徙; 拥挤浓度控制

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Swarm intelligence based MEA design

WANG Fang, XIE Ke-ming, LIU Jian-xia

(College of Information Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China. Correspondent: WANG Fang, E-mail: wangfang@tyut.edu.cn)

Abstract: Mind evolutionary algorithm (MEA) is a kind of evolutionary algorithm of simulating the human's mind developments, which has two operators, similartaxis and dissimilation. Intrigued by the advantages of swarm intelligence (SI), MEA based on SI is presented. The mechanisms of the improved MEA is analyzed. The group migration strategy and dissimilation strategy with density control are designed according to social information share. These two strategies enhance searching velocity, and ensure population diversity. The improved algorithm realizes optimization process by the total optimal characteristics of the whole population, and achieves the best balance between the searching velocity and global convergence. Optimum experiments by the testing functions and parameters of PID controller show the effectiveness and feasibility of the improved MEA.

Key words: Mind evolutionary algorithm; Swarm intelligence; Group migration; Density control dissimilation

1 引言

思维进化算法(MEA)是模拟人类思维进化过程的一种进化算法,把单层群体进化改造为多层群体进化,以群体寻优代替个体寻优,大大提高了搜索效率,并取得了许多成功应用^[1-3].但 MEA 仍存在初期收敛速度慢,后期易陷入局部最优等问题.

人们很早以前就注意到自然界中存在的群集行为.虽然单个的个体智能并不高,但个体之间分工合作,互相协调,依靠群体的能力完成复杂的任务,表现出比较高的智能.大量模拟生物群体行为的理论和模型相继出现,这就产生了所谓的“群体智能(SI)^[4]”.

本文将群体智能引入 MEA 中,充分发挥生物

群体中信息共享、协同工作的思想,设计了子群体迁徙策略.在加快收敛速度的同时,采取子群体浓度控制以限制异化操作期间子群体之间的距离来保证种群的多样性,使算法能够有效地进行全局搜索.测试函数寻优的对比实验及 PID 控制参数整定实验,验证了本文提出的基于群体智能的思维进化算法的可行性和高效性.

2 思维进化算法基本原理

思维进化算法把进化过程中每一代中所有个体(潜在解)的集合称为一个群体,并划分为若干个子群体.这些子群体又分为优胜子群体和临时子群体两类.每个子群体以种子为中心,按一定规则散布 M 个个体.在子群体范围内,个体竞争成为胜者,称

收稿日期: 2009-03-20; 修回日期: 2009-05-10.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60843006); 高等学校博士学科点专项科研基金项目(2006112005); 山西省自然科学基金项目(2008011027-4).

作者简介: 王芳(1976—),女,四川泸州人,博士生,从事智能信息处理、智能控制的研究; 谢克明(1944—),男,山西五台人,教授,博士生导师,从事知识工程、智能信息处理等研究.

为子群体的种子.它是下一步操作的基础,此过程叫作趋同.各子群体的胜者相互竞争,按得分高低优胜劣汰,并按比例在解空间勘探新的点,这个过程叫作异化.趋同操作实现了子群体内部个体在局部域内相互竞争,完成局部寻优.异化操作实现了全局竞争,保证群体的全局搜索能力,降低陷于局部最优的概率,使种群向着全局最优点进化.

3 思维进化算法的改进

3.1 基于群体智能的 MEA 机制设计

群体智能改进的思维进化算法中,每个个体的大小和功能要根据所求解的问题而定.每个个体遵循 Reynolds^[5]提出的动物(即个体)以群落形式生存觅食时遵循的 3 个规则,即分隔规则、对准规则和内聚规则.当个体处于合理的寻优进程时,其动态不能保证在每个时刻都具有最佳的寻优收敛特征.算法通过整个群体的总体优化特征来体现寻优方式,寻优过程是随机的、并行的、分布式的.这正是群体智能的体现.

本文算法具有以下机制:

1) 正反馈机制.这是指子群体中的个体由子群体优胜者信息生成,子群体依据公告板中的社会局势信息和子群体信息更新自身的行为.不断的正反馈能够使得某种行为加强,有利条件的正反馈使得进化总是向着有利于群体生存的方向,因而进化的成果才能得以巩固和发展.

2) 负反馈机制.负反馈是指公告板信息会不断更新,旧的信息会随时间而渐渐淡化、挥发.此机制有助于避免陷入局部最优解,防止算法早熟.

3) 全局机制.是指所有子群体都可以获得社会局势信息.利用群体信息进化子群体有助于快速找到最优解,利用拥挤浓度的控制限制临时子群体的全局分布,有助于保证全局收敛性.

综合来看,改进的思维进化算法是找到一种合理的机制,使得在利用好的解和搜索新的解两个方面达到最好平衡,并在搜索速度和收敛性两个方面也达到最好平衡,利用整个群体的总体优化来体现算法的寻优. MEA 的异化操作以及拥挤度控制策略对应于分隔规则,体现了个体信息的利用.趋同操作、子群体迁徙操作对应于对准规则和内聚规则,体现了群体信息、全局信息的利用.

3.2 子群体迁徙策略

基本 MEA 主要采用趋同和异化两种操作,前者利用局部信息探索新的解,后者利用全局信息划分优胜子群体和临时子群体.但原有的 MEA 中,虽然群体知道公告板中的全局信息,但没有充分利用它们.本文设计各个子群体可通过公告板获知其他

子群体优胜者的信息,并按一定规则学习它们.这是群体信息的利用,是本文设计的子群体迁徙策略的思想来源.在人类发展过程中,知识和信息为人类所共享,相互交流促进了人类思维整体的进步.本文算法利用群体信息进行子群体迁徙,正符合了人类思维发展过程的特点.

定义 1 子群体行为:设 D 维空间, S 个子群体,第 i 个子群体 G_i 在解空间中的行为定义为

$$H_i = \left\{ X_{ik} \mid F(X_{ik}) = \sup_{\substack{X_{ij} \\ j=1, \dots, N}}^{G_i} (F(X_{ij})) \right\}, \\ i = 1, 2, \dots, S. \quad (1)$$

其中: $F(\cdot)$ 是个体的评价函数, X_{ik} ($k = 1, 2, \dots, N$) 是子群体 G_i 中的第 k 个个体, N 对应子群体中个体的数目.子群体的优胜者在解空间中的坐标就是子群体的行为.

定义 2 子群体动量:设 D 维空间, S 个子群体,第 i 个子群体 G_i 具有迁徙动量

$$M_i = \left\{ m_{ik} \mid m_{ik} = \sup_{\substack{X_{ij} \\ j=1, \dots, N}}^{G_i} (F(X_{ij})) \right\}, \\ i = 1, 2, \dots, S. \quad (2)$$

其中 m_{ik} ($k = 1, 2, \dots, N$) 表示子群体 G_i 中个体 X_{ik} 的迁徙动量.也就是说,子群体的优胜者在解空间中的迁徙动量便是子群体的动量.

定义 3 信息浓度:设 S 个子群体,最优子群体所发布的信息对第 i 个子群体的影响程度叫作信息浓度 i , $i = 1, 2, \dots, S$.它反映了群体的社会局势.

定义 4 信息浓度更新规则:随着时间推移,最优个体发生行为更新,则信息浓度重置;否则按线性规律挥发.也就是,第 i 个子群体 G_i 的信息浓度 i 从 t 时刻到 $t+1$ 时刻更新规则为:若最优个体在 $t+1$ 时刻发生行为更新,则 i 重新置 1;否则, i 线性衰减,即

$$i(t+1) = \begin{cases} 1, & \text{最优个体发生更新;} \\ i \cdot i(t), & \text{其他.} \end{cases} \quad (3)$$

其中: i 表示信息对第 i 个子群体的挥发速度,且 $0 < i < 1$, i 值越小,表示信息挥发越快; i 的设计反映了历史最优对其他子群体的影响程度,并随着时间挥发.

根据以上定义,在原有基本趋同操作以后,充分利用公告板中的群体信息以及子群体自己的知识,更新各子群体的行为来进行子群体迁徙.

子群体迁徙策略具体描述为

$$M_i(t+1) = \\ wM_i(t) + c_1 r_1 (\text{gbst}_i(t) - H_i(t)) + \\ c_2 r_2 i(t) (\text{pbst}_i(t) - H_i(t)), \quad (4) \\ H_i(t+1) = H_i(t) + M_i(t+1),$$

$$i = 1, 2, \dots, s. \tag{5}$$

其中： $H_i(t)$ 是 t 时刻子群体 G_i 在解空间的行为， $M_i(t)$ 是其相应的运行动量； $i(t)$ 是 t 时刻子群体 G_i 的信息浓度； $pbst(t)$ 是 t 时刻整个群体找到的历史最优行为， $gbst_i(t)$ 是子群体 G_i 寻优过程中到 t 时刻的历史最优行为，而不是子群体中某一个个体的历史最优； w 为惯性权重； c_1 和 c_2 是学习因子； r_1 和 r_2 是 $[0, 1]$ 之间的随机数； S 为 MEA 算法中子群体的数目。式 (4) 由 3 部分信息组成，第 1 部分 $wM_i(t)$ 是子群体先前动量的影响分量，说明子群体目前的状态，体现子群体运动的惯性作用；第 2 部分 $c_1 r_1 (gbst_i(t) - H_i(t))$ 是子群体信息，即局部知识的影响分量，表示子群体本身的认知、思考；第 3 部分 $c_2 r_2 i(t) (pbst(t) - H_i(t))$ 为社会局势信息的影响分量，体现子群体间的信息共享。3 个部分共同决定了子群体的空间搜索能力，体现了信息共享。

总之，子群体迁徙策略的思想精髓是：通过“社会局势信息”和“子群体信息”的利用，增强各子群体之间的协同，不仅保证寻优过程可以在搜索空间中较大范围进行，而且加快子群体的搜索速度，保证算法的快速性。同时，由于信息浓度的引入，有助于防止过度学习而陷入局部极值，保证全局收敛性。

3.3 拥挤浓度控制策略

异化操作是模拟思维模式中人类进行创新的过程，在整个解空间不断地寻找新的点，在整个算法进行过程中起勘探作用。根据 SI 中分隔规则，尽量避免与临近伙伴过于拥挤，因此子群体在异化过程中采取拥挤浓度控制策略。

定义 5 子群体活动域：设 D 维空间， S 个子群体，第 i 个子群体 G_i 活动域定义为

$$A_i = \{ X_{ik} - X_{ik}^* \quad i \}, \tag{6}$$

$$i = 1, 2, \dots, S.$$

其中： X_{ik}^* 是子群体 G_i 的优胜者， X_{ik} 表示 G_i 中任意个体，它们不会超出其活动域； r_i 表示活动域半径，是个体与优胜者的最大距离。 r_i 为事先给定的参数，其视具体问题而宜。

异化操作产生新的子群体作为临时子群体。操作过程中控制这些临时子群体所占有的活动域不能过度集中，即它们中心之间的距离要大于其活动域。该策略叫作拥挤浓度控制，其策略具体描述为

$$\begin{cases} d_{ij} = \frac{|H_i - H_j|}{\max_{i=1,2,\dots,T} r_i} > 1, \\ i, j = 1, 2, \dots, T, \text{ 且 } i \neq j. \end{cases} \tag{7}$$

而对于 $\forall i = 1, 2, \dots, T$ 且 $i \neq j$, 有 $H_i \notin A_j, j = 1, 2, \dots, T.$ (8)

其中： H_i 和 H_j 为临时子群体 G_i 和 G_j 的行为，即子群体在解空间的位置； d_{ij} 是临时子群体 G_i 和 G_j 之间的距离； T 为 MEA 算法中临时子群体的数目；为事先给定的距离，距离的定义可根据具体问题而不同，且比最大活动域半径大。

拥挤浓度控制策略的作用是保证能在整个解空间中搜索，让新产生的临时子群体最好地开拓新的活动域，减少不同的子群体搜索同一个局部最优峰，继而提高算法的搜索效率，保证全局收敛性。

4 优化实验结果与分析

例 1 利用典型测试函数寻优来说明基于群体智能的思维进化算法的有效性。非线性函数如下：

$$F_1 = -a \exp\left(-b \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(cx_i)\right) + a + \exp(1),$$

$$a = 20, b = 0.2, c = 2, n = 10, -10 \leq x_i \leq 10;$$

$$F_2 = -\cos(x_1) \cos(x_2) \exp\left(-\frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} (x_i - 1)^2\right) - 1,$$

$$-100 \leq x_i \leq 100.$$

实验中将本文算法 (SIMEA) 与基本 MEA 和粒子群算法 (PSO)^[6] 在相同控制参数下进行了比较。表 1 给出了实验结果，图 1 和图 2 为函数 F_1 和 F_2 寻优过程中最佳函数值进化曲线。从计算结果可以看出，本文算法明显改善了基本思维进化算法，进化速度快并能有效地找到最优点，均未出现陷入局部极值点的现象。

表 1 3 种算法对测试函数的计算结果

函数	算法	函数最优点	计算最优值	代数
F_1	SIMEA		9.767586×10^{-7}	258
	MEA	0	0.524941	500
	PSO		9.973081×10^{-7}	313
F_2	SIMEA		1.368388×10^{-8}	78
	MEA	0	2.899848×10^{-4}	500
	PSO		6.811834×10^{-8}	178

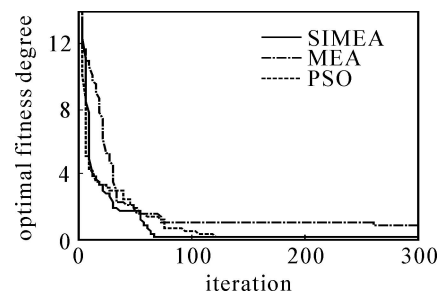
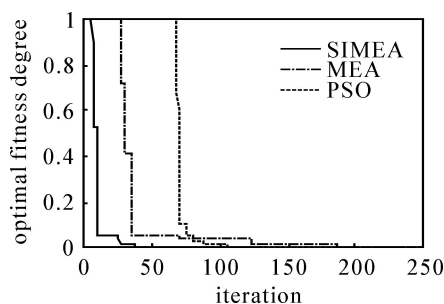


图 1 优化 F_1 的进化曲线

图2 优化 F_2 的进化曲线

例2 利用本文提出的算法及 MEA 和 PSO 整定 PID 控制器参数 k_p , k_i 和 k_d , 使控制目标满足要求, 操作方便、速度快. 设被控对象为

$$G(s) = \frac{523.500}{s^3 + 87.35s^2 + 10470s}$$

输入指令为单位阶跃信号. 为获取满意的过渡过程动态特性, 采用控制系统性能评价指标 ITAE(时间乘以误差绝对值积分) 作为参数选择的适应度函数. 参数 k_p , k_i , k_d 的初始范围分别为 $[0, 2]$, $[0, 0.2]$ 和 $[0, 0.2]$, 最大进化代数均为 100. 表2是实验结

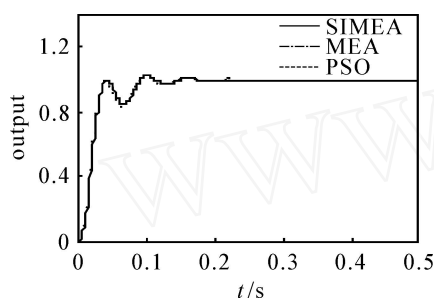


图3 闭环响应曲线

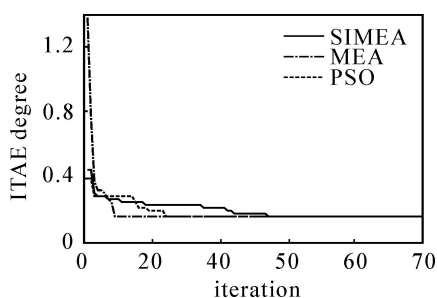


图4 ITAE 指标的进化曲线

表2 3种算法整定 PID 的计算结果

算法	k_p	k_i	k_d	ITAE
SIMEA	0.77941	4.3754×10^{-5}	0.0054102	7.591375
MEA	0.77941	1.5817×10^{-5}	0.0054116	7.591419
PSO	0.79527	2.3647×10^{-4}	0.0062192	7.604318

果, 图3是被控对象的阶跃响应, 图4是指标 ITAE 的进化曲线. 可以看出, 3种优化算法都能得到满意的控制效果, 响应曲线差别很小(由于图较小, 显示曲线重合). 但从图3可以看出, 本文算法能较快地获得最优整定参数.

5 结 论

本文将群体智能理论引入思维进化算法, 分析了改进 MEA 的机制及实现技术, 根据算法的机制设计了利用信息共享的子群体迁徙策略和拥挤浓度控制异化策略, 使得在好信息的利用和全局性的搜索两个方面达到最佳平衡. 进行了两个测试函数的寻优和 PID 控制参数的整定仿真实验, 均能在短时间内搜索到高精度的全局最优解, 并未出现陷入局部极值点的现象. 实验结果表明, 该算法的稳定性好、搜索时间短、优化精度高.

参考文献(References)

- [1] Wang C L, Xie K M. Convergence of a new evolutionary computing algorithm in continuous state space[J]. Int J of Computer Mathematics, 2002, 79(1): 27-38.
- [2] 刘建霞, 王芳, 谢克明. 基于改进的思维进化算法的宽带阻抗变换器设计[J]. 中北大学学报, 2008, 29(5): 435-438.
(Liu J X, Wang F, Xie K M. Design of broadband impedance transformer based on improved mind evolutionary algorithm[J]. J of North University of China, 2008, 29(5): 435-438.)
- [3] Liu J X, Wang F, Xie K M. Application of improved mind evolutionary algorithm in wideband impedance transformer design[C]. Proc of the 4th Int Conf on Natural Computation (ICNC '08). Ji 'nan, 2008: 428-432.
- [4] Kennedy J, Eberhart R C, Shi. Swarm Intelligence[M]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- [5] Reynolds C W. Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model[C]. Proc of the 14th Annual Conf on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM Press, 1987: 25-34.
- [6] Eberhart, Yuhui Shi. Particle swarm optimization: Developments, applications and resources[C]. Proc of the 2001 Congress on Evolutionary Computation. South Korea, 2001: 81-86.